

# ICM | Indonesian Journal of Computing and Modeling

e-ISSN : 2598-9421

## Penentuan Wilayah Resiko Bencana Kekeringan di Jawa Tengah Menggunakan *Machine Learning* dan Indeks Vegetasi pada Citra Landsat 8 OLI

Sri Yulianto Joko Prasetyo<sup>\*1)</sup>, Septian Silvianugroho<sup>2)</sup>, Kristoko Dwi Hartomo<sup>3)</sup>

Fakultas Teknologi Informasi  
Universitas Kristen Satya Wacana

Jl. Diponegoro 52-60, Salatiga 50711, Indonesia

Email: <sup>1)</sup>sri.yulianto@uksw.edu, <sup>2)</sup>672018701@student.uksw.edu, <sup>3)</sup>kristoko@staff.uksw.edu

---

**Abstrak** —Bencana kekeringan di Indonesia terjadi hampir setiap tahun, khususnya untuk provinsi Jawa Tengah yang mana tercatat dalam sejarah dari tahun 1815 sampai tahun 2015 telah terjadi 382 kejadian. Untuk itu diperlukan adanya prediksi penentuan wilayah kekeringan di seluruh kecamatan di Jawa Tengah. Pada penelitian ini prediksi kekeringan menggunakan *Machine Learning* untuk menganalisa hasil ekstraksi dari citra Landsat-8 OLI yang berupa indeks vegetasi yaitu NDVI, SAVI, VCI, VHI dan TCI dengan menggunakan beberapa algoritma, diantaranya adalah *Decision Tree*, *Principal Component Analysis*(PCA) dan *Random Forest*. Hasil yang diperoleh ada total 17 kecamatan yang diprediksi terkena bencana kekeringan yang sangat parah, dengan nilai *accuracy* 0,7507463, *logloss* 0,6232992 dan *Mean Square Error* (MSE) sebesar 0,1795135.

**Kata kunci:** *Bencana Kekeringan, Machine learning, Decision tree, Principal Component Analysis*(PCA), *Random Forest, Indeks Vegetasi*

---

### I. Pendahuluan

Fenomena kekeringan di Indonesia terjadi hampir setiap tahun sebagai dampak dari pergantian musim hujan menjadi musim kemarau[1][2]. Jawa Tengah adalah salah satu provinsi di Indonesia yang memiliki 35 kab/kota dan 346 kecamatan, dengan luas wilayah sebesar 32.514,12 km<sup>2</sup>. Jawa tengah memiliki kondisi alam yang sangat beragam sehingga memiliki potensi bencana alam yang sangat tinggi, salah satunya adalah bencana kekeringan. Berdasarkan data sejarah bencana yang terjadi di Jawa Tengah, dari tahun 1815 – 2015 bencana kekeringan yang terjadi di Jawa Tengah berjumlah 382 kejadian[3].

Bencana kekeringan dapat di prediksi dengan menggunakan *Machine learning*. Didalam

*Machine Learning* ada beberapa algoritma yang digunakan untuk memprediksi kekeringan diantaranya adalah *Decision Tree* dan *Random Forest*. Algoritma tersebut cocok dalam mengolah data yang sangat kompleks[4][5]. *Machine Learning* menjadi solusi terbaik dalam menganalisa, eksplorasi, dan visualisasi data dalam jumlah yang besar, frekuensi observasi yang tinggi dan kompleksnya data seperti pada citra penginderaan jauh dikarenakan sangat efektif dan murah[6] [7].

*Machine learning* digunakan untuk mengatasi ketidakpastian meteorologi dan analisa citra penginderaan jauh. Hasil dari ekstraksi citra penginderaan jauh adalah berupa Indeks vegetasi yang digunakan dalam memprediksi bencana kekeringan. Adapun indeks vegetasi tersebut

diantaranya berupa NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), SAVI (*Soil Adjusted Vegetation Index*), VCI (*Vegetation Condition Index*), TCI (*Temperature Condition Indeks*), dan VHI (*Vegetation Health Index*)[8]. Penelitian ini bertujuan menganalisa dan menentukan wilayah bencana kekeringan di wilayah provinsi Jawa Tengah. Metode prediksi menggunakan *Machine Learning* pada citra lansat-8 OLI. Data indeks vegetasi yang digunakan adalah, NDVI, SAVI, VCI, VHI dan TCI.

## II. Tinjauan pustaka

Di Korea, ML(*Machine Learning*) digunakan dalam perancangan model SDAP(*severe drought area prediction*) yang menggunakan algoritma *random forest*, dimana model SDAP menunjukkan perkiraan daerah kekeringan yang serius dengan asumsi tidak ada curah hujan. Sistem SDAP bekerja dalam 2 tahapan yaitu mempelajari perubahan pada indeks kelembaban tanah dan meramalkan kelembaban tanah pada area penelitian yang luas atau besarnya 20 kali dari area pelatihan)[8]. Di India ML digunakan dalam memprediksi kekeringan pada daerah pertanian menggunakan algoritma *naïve bayes*. Pada penelitian ini, dilakukan perbandingan akurasi pada beberapa algoritma ML, dimana *naïve bayes* memiliki prediksi tertinggi yaitu 85.77%[9]. Di Ethiopia, tepatnya di daerah sungai Awash ML digunakan dalam memprediksi kekeringan di daerah tersebut dengan menggunakan SPI(*Standardized Precipitation Index*) dan algoritma ML yang digunakan adalah *artificial neural networks (ANNs)*, *support vector regression (SVR)*, and *coupled wavelet-ANNs*. Hasil prediksi menunjukkan bahwa model wavelet neural network (WA-ANN) yang digabungkan adalah model yang paling akurat untuk peramalan nilai SPI[10].

### A. Citra Landsat-8 OLI

Citra lansat-8 OLI merupakan penginderaan jarak jauh yang diperoleh dari *website* United States Geological Survey (USGS). Salah satu satelit yang digunakan untuk penginderaan jarak tersebut adalah satelit Landsat-8. Landsat-8 memiliki sensor *Onboard Operational Land Imager (OLI)* dan *Thermal Infrared Sensor*

(TIRS) yang berjumlah 11 kanal. Dimana 9 kanal (band 1 – 9) berada pada OLI sedangkan 2 lainnya (band 10 – 11) pada TIRS[11].

Tabel 1. Karakteristik citra Lansat-8

Band	Panjang Gelombang	Resolusi
<i>Band 1 – Coastal Aerosol</i>	0.43 – 0.45	30
<i>Band 2 – Blue</i>	0.45 – 0.51	30
<i>Band 3 – Green</i>	0.53 – 0.59	30
<i>Band 4 – Red</i>	0.63 – 0.67	30
<i>Band 5 – Near Infrared</i>	0.85 – 0.87	30
<i>Band 6 – SWIR 1</i>	1.56 – 1.65	30
<i>Band 7 – SWIR 2</i>	2.10 – 2.29	30
<i>Band 8 – Panchromatic</i>	0.50 – 0.67	15
<i>Band 9 – Cirrus</i>	1.36 – 1.38	30
<i>Band 10 – Thermal Infrared 1</i>	10.60 – 11.19	100
<i>Band 11 – Thermal Infrared 2</i>	11.50 – 12.51	100

### B. Indeks Vegetasi

Indeks vegetasi merupakan kumpulan kombinasi aritmatika dari *band* citra Landsat-8 OLI yang berkaitan dengan karakteristik spektral, rasio, diferensiasi dan normalisasi diferensi[12]. Ada lebih dari 150 jenis Indeks vegetasi yang dipublikasikan dalam berbagai literature, tetapi menurut *World Meteorological Organization (WMO)*, penentuan kekeringan dapat dilakukan berdasarkan indeks vegetasi NDVI, SAVI, VCI, TCI, dan VHI. Adapun kelima indeks vegetasi tersebut adalah sebagai berikut :

#### a. *Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)*

NDVI merupakan indikator numerik yang dihasilkan dari spektrum elektromagnetik *Band-4(RED)*, dan *Band-5(Near infrared)* yang menunjukkan kandungan unsur klorofil pada tumbuhan. NDVI memiliki rasio

nilai yang berkisar pada -1 sampai 1.

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}} \quad [13]$$

(1)

- b. *Soil Adjusted Vegetation Index*(SAVI)  
SAVI merupakan indikator pembeda wilayah antara yang bervegetasi dan yang tidak bervegetasi, yang dikembangkan untuk mengurangi *noise* dari permukaan tanah yang dipengaruhi oleh perubahan tutupan lahan. Konstanta SAVI ditentukan dari Notasi L, dimana nilai dari L=0.25 menandakan kepadatan vegetasi tinggi, L=0.5 menandakan kepadatan sedang, dan L=0.75 untuk kepadatan vegetasi rendah.

$$SAVI = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{Red})}{(\rho_{NIR} + \rho_{Red} + L)} + (1 + L) \quad [12]$$

(2)

- c. *Vegetation Condition Index* (VCI)  
VCI merupakan konsep untuk ekstraksi dan identifikasi komponen cuaca pada nilai NDVI sebagai resiko faktor musiman, dimana indeks VCI memberikan beragam informasi keragaman vegetasi baik itu spasial maupun temporal yang erat hubungannya dengan pola cuaca setempat. Konsep inilah yang menjadikan VCI sebagai indeks vegetasi penentu atau indikator kekeringan.

$$VCI = \frac{NDVI_{\alpha} + NDVI_{min}}{NDVI_{max} + NDVI_{min}} \times 100 \quad [14]$$

(3)

- d. *Temperature Condition Indeks* (TCI)  
TCI merupakan indikator suhu pada kanopi vegetasi. Rasio pada TCI berkisar antara 0 – 100, dimana TCI yang rendah menandakan bahwa kondisi suhu pada kanopi vegetasi tidak baik, sedangkan nilai TCI yang tinggi menandakan bahwa kondisi kanopi vegetasi dalam keadaan yang optimal.

$$TCI = \frac{LST_{max} - LST_{\alpha}}{LST_{max} + LST_{min}} \times 100 \quad [15]$$

(4)

- e. *Vegetation Health Index* (VHI)  
VHI merupakan indikator kesehatan vegetasi yang didapat dari hasil

perhitungan kelembapan dan suhu kanopi. VHI digunakan untuk mengukur kekeringan pada wilayah pertanian yang luas, dimana nilai VHI yang tinggi menunjukkan vegetasi yang hijau, 35 untuk vegetasi sedang, sedangkan kurang dari 15 berarti kekeringan yang sangat parah.

$$VHI = \alpha VCI + (1 - \alpha) TCI \quad [16]$$

(5)

### C. Machine Learning

*Decision Tree* (DT) merupakan metode pada *Machine Learning* yang banyak digunakan dalam menganalisa suatu kumpulan data. DT adalah algoritma yang didasarkan pada atribut pohon keputusan yang mewakili sebuah prosedur klasifikasi data, dalam membangun sebuah pohon keputusan tidak ada pengaturan domain atau parameter yang wajib sehingga *Decision Tree* sangat cocok untuk eksplorasi dan representasi suatu data. Dimana *Decision Tree* menggunakan 2 persamaan yaitu *entropy* yang merupakan ukuran ketidakpastian yang terkait dengan variabel acak dan *gain information* yang digunakan sebagai ukuran pemilihan atributnya [17].

$$Entropy(D) = \sum_{i=1}^c -p_i \log_2(p_i)$$

(6)

$$Gain(D, A) = Entropy(D) - \sum_{j=1}^v \frac{|D_j|}{|D|} Entropy(D_j) \quad (7)$$

PCA(*Principal Component Analysis*) merupakan algoritma *Machine Learning* untuk membangun variabel - variabel baru yang merupakan kombinasi linear dari variabel - variabel asli. Jumlah maksimum dari variabel baru ini akan sama dengan jumlah pada variabel lama. PCA dapat membantu dalam menginterpretasikan data, tetapi tidak akan selalu menemukan pola penting, dimana algoritma ini tersusun dari nilai eigen dan kelompok data awal [18][19]. Persamaan untuk PCA didasarkan pada model linear berikut :

$$Y_{ij} = \beta_{i1}X_{1j} + \beta_{i2}X_{2j} + \dots + \beta_{ip}X_{pj}$$

dimana  $i, j = 1, 2, \dots, p$  [20]

(8)

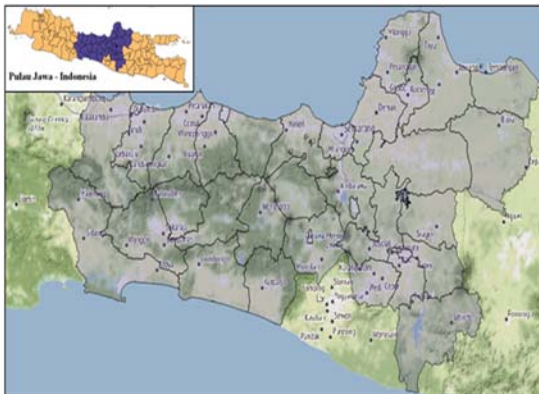
*Random Forest* merupakan salah satu dari algoritma machine learning yang menggunakan

metode klasifikasi dan regresi dalam menentukan respon pada variable melalui banyak *Decision Tree* yang berbeda. Prediksi ditentukan melalui hasil rata – rata semua hasil prediksi dari pembentukan *Decision Tree* yang sebelumnya[21]. Bentuk persamaan random forest adalah sebagai berikut :

$$RF_s^B(x; Z_1, \dots, Z_n) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T(x; Z_{b1}^*, \dots, Z_{bs}^*) \text{ for some } s \leq n \quad (9)$$

### III. Metodologi penelitian

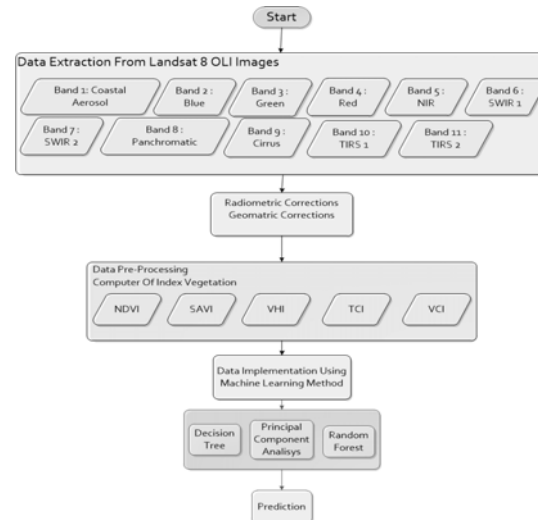
Penelitian dilakukan di provinsi Jawa Tengah yang memiliki 35 kab/kota dan 346 kecamatan. Luas wilayah Provinsi Jawa Tengah sebesar 32.514,12 km<sup>2</sup>, terletak pada 5°40' dan 8°30' Lintang Selatan dan antara 108°30' dan 111°30' Bujur Timur dengan jarak 263 km dari barat ke timur (termasuk Pulau Karimunjawa) dan 226 km dari utara ke selatan (tidak termasuk Pulau Karimunjawa). Gambar 1 adalah peta lokasi keseluruhan daerah yang akan di observasi.



Gambar 1. Lokasi observasi di Jawa Tengah

Tahapan pertama adalah mengumpulkan data citra Landsat-8 OLI provinsi Jawa Tengah, dan melakukan koreksi radiometric dan koreksi geometric. Tahap kedua data *pre-processing* pada citra satelit dikalkulasi menghasilkan 5 indeks vegetasi yaitu NDVI, SAVI, TCI, VCI dan VHI. Tahap ketiga melakukan analisa data menggunakan metode Machine Learning untuk menghasilkan prediksi kekeringan pada kecamatan - kecamatan di Jawa Tengah. Kemudian melakukan pemetaan wilayah mana saja yang terkena bencana

kekeringan. Tahapan ini dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Framework Prediksi Kekeringan

### IV. Hasil dan Pembahasan

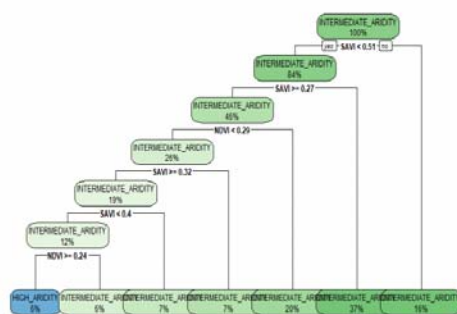
Pada penelitian ini dilakukan prediksi bencana kekeringan dengan mengkalkulasi indeks vegetasi yang didapat dari ekstraksi citra landsat 8 OLI menggunakan pendekatan alternative *Mechine learning*. Indeks vegetasi NDVI menjadi indicator terhadap kejadian kekeringan karena kemampuannya dalam memantau aktifitas fotosintesis tanaman. Indeks NDVI berkaitan dengan indeks SAVI dimana indeks SAVI menyediakan koreksi pada permukaan tanah yang digunakan untuk melengkapi analisis pada nilai indeks NDVI[22]. Berbeda halnya dengan nilai pada indeks VHI,VCI dan TCI, dimana nilai pada ketiga indeks tersebut digunakan sebagai indikator kekeringan yang berdasarkan pada suhu dan kesehatan pada kanopi vegetasi[23][24]. Gambar 3 menunjukkan korelasi antar indeks vegetasi yang akan digunakan dimana nilai korelasi berkisar antara 0 untuk korelasi yang rendah dan 1 untuk korelasi yang sangat kuat. Warna merah menunjukkan korelasi yang besar, sedangkan semakin kecil kolerasi antar indeks di tunjukkan dengan warna putih, seperti yang terlihat indeks NDVI dan indeks SAVI mendekati merah dan memiliki nilai korelasi 0.75 sehingga bisa disimpulkan bahwa NDVI dan SAVI saling berkorelasi, berbeda halnya dengan indeks VHI,

VCI, dan TCI memiliki warna yang hampir sama.

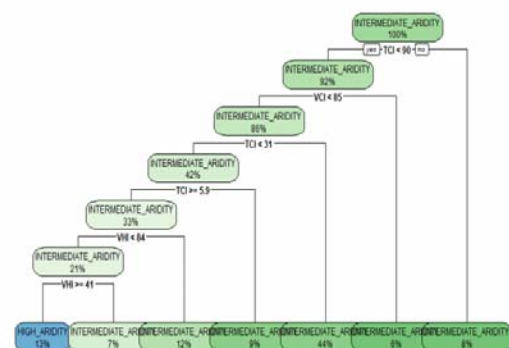


Gambar 3. Grafik korelasi antar indeks vegetasi

Gambar 4 menunjukkan Nilai presentase pada setiap *node* menandakan jumlah dari total kecamatan pada provinsi Jawa Tengah dan nilai SAVI mempengaruhi hasil *node* atau daun pada nilai NDVI. Semakin kecil nilai SAVI semakin kecil juga nilai NDVI dan terlihat bahwa ada 6 % dari total kecamatan di Jawa Tengah yang di klasifikasikan memiliki tingkat kegersangan tinggi. Nilai NDVI tersebut adalah  $\leq 0,24$  dan nilai SAVI  $< 0,4$ . Sedangkan gambar 5, nilai TCI  $\geq 5.5$  mempengaruhi nilai pada indeks VHI, dimana apabila nilai pada TCI semakin rendah maka semakin rendah juga nilai pada indeks VHI. Nilai indeks VHI yang rendah menghasilkan *node* resiko kekeringan yang tinggi sehingga bisa di tarik kesimpulan bahwa ada indikasi terjadinya bencana kekeringan di beberapa kecamatan di Jawa tengah.

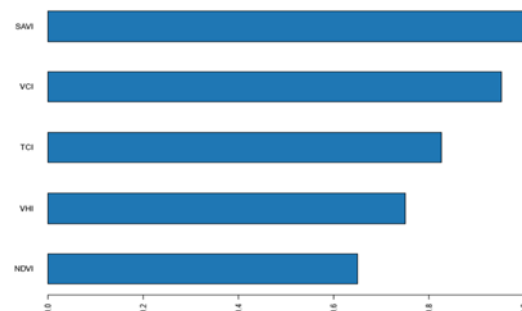


Gambar 4 . Decision tree penentuan tingkat kegersangan tinggi pada nilai NDVI dan SAVI



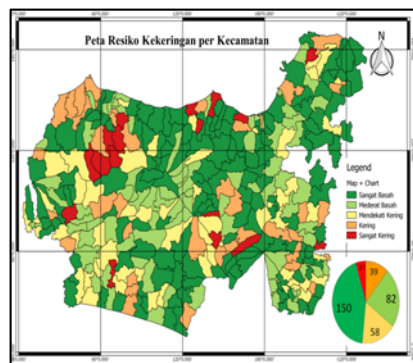
Gambar 5 . Decision tree pada nilai TCI,VHI dan VCI

Gambar 4 dan 5 menunjukkan adanya perbedaan pada prediksi jumlah kecamatan yang terindikasi akan terjadinya bencana kekeringan. Dimana berdasarkan nilai NDVI dan SAVI ada 6% dari total jumlah seluruh kecamatan ada pada tingkat kegersangan yang tinggi sedangkan pada nilai VCI, TCI dan VHI ada 13% pada tingkat yang kegersangan tinggi. Setelah melakukan klasifikasi pada data menggunakan metode *Decision Tree*, maka dilakukanlah melting data untuk melihat tingkat pentingnya variabel – variabel yang digunakan. Seperti pada gambar 6, terlihat bahwa indeks SAVI memiliki nilai paling tinggi yaitu 1 yang menandakan bahwa SAVI menjadi variable yang paling penting dalam penelitian ini dan sangat berpengaruh didalam penentuan hasil prediksi. Kemudian diikuti dengan indeks VCI dengan nilai 0.98, TCI dengan nilai 0.82, VHI dengan nilai 0.75 dan terakhir NDVI dengan nilai 0.63.

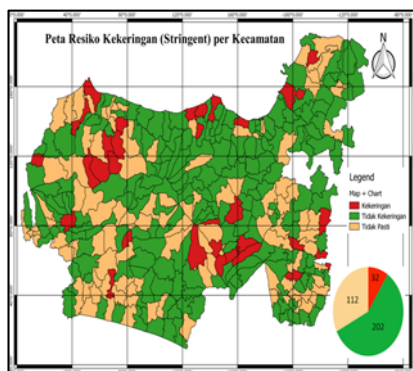


Gambar 6. Klasifikasi variabel berdasarkan perhitungan PCA

Dari 5190 data sample yang ada dibagi menjadi 3 dengan komposisi train, valid dan test data. Pengolahan data menggunakan metode grid dengan algoritma *Random Forest*, mendapatkan hasil prediksi dengan nilai *accuracy* 0,7507463, *logloss* 0,6232992 dan *Mean Square Error* (MSE) sebesar 0,1795135. *Accuracy* mempresentasikan besarnya jumlah prediksi yang benar dari seluruh data sample yang ada. *Logloss* digunakan untuk mengukur kinerja dengan nilai probabilitas antara 0 – 1 dan MSE merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengevaluasi hasil peramalan atau prediksi. Nilai MSE yang kecil menandakan bahwa peramalan atau prediksi yang dilakukan memiliki sedikit kesalahan. Ada 2 hasil prediksi yaitu prediksi biasa dan *stringent*(ketat) prediksi, hasil tersebut ditampilkan dalam bentuk pemetaan seperti pada gambar 7.



(a)



(b)

Gambar 7. (a) Perbedaan prediksi dan (b) *stringent* prediksi

Hasil dari prediksi wilayah kekeringan didapatkan ada 17 kecamatan yang terindikasi kekeringan parah, 39 kecamatan kering, 58 kecamatan mendekati kering, 82 kecamatan manderat basah, dan 150 kecamatan sangat basah seperti pada gambar 7(a). Sedangkan pada prediksi yang ketat (*stringent*) ada 32 kecamatan yang diprediksi terkena bencana kekeringan parah, 202 kecamatan dinyatakan tidak kekeringan dan 112 kecamatan yang belum pasti apakah terkena kekeringan atau tidak seperti pada gambar 7(b). Berdasarkan hasil prediksi pada gambar 7, kecamatan yang terkena bencana kekeringan sangat parah dapat dilihat pada tabel 2, diurutkan berdasarkan nilai indeks kekeringan tertinggi.

Tabel 2. Kecamatan yang diprediksi Terkena Bencana Kekeringan Terparah

NO.	Kecamatan	Kabupaten/ Kota	Nilai Tingkat Kekeringan
1	Pecangaan	Jepara	0.99
2	Pejagoan	Kebumen	0.946
3	Rowosari	Kendal	0.945
4	Ringinarum	Kendal	0.905
5	Kaligondang	Purbalingga	0.9
6	Sawangan	Mangelang	0.89
7	Doro	Pekalongan	0.86545
8	Patebon	Kendal	0.855
9	Bandongan	Magelang	0.85
10	Lebakbarang	Pekalongan	0.845
11	Karanganyar	Pekalongan	0.84378
12	Selopampang	Temanggung	0.84
13	Kandangserang	Pekalongan	0.83
14	Ngemplak	Boyolali	0.81757
15	Karangdadap	Pekalongan	0.80545
16	Paniggaran	Pekalongan	0.8
17	Tugu	Kota Semarang	0.7975

## V. Kesimpulan

Indeks vegetasi SAVI berkorelasi dengan indeks vegetasi NDVI, dimana indeks SAVI menyediakan koreksi pada permukaan tanah untuk melengkapi analisis pada nilai NDVI. Pada indeks vegetasi VHI, TCI dan VCI merupakan indikator yang mempresentasikan suhu dan kesehatan pada kanopi vegetasi, yang dimana nilai yang tinggi menunjukkan tingginya kesehatan vegetasi yang disertai dengan meningkatnya performa vegetasi terhadap perubahan pada iklim. Indeks vegetasi



SAVI merupakan variable yang paling penting dalam memprediksi kekeringan.

Hasil prediksi yang diperoleh berdasarkan prediksi ada 17 kecamatan terindikasi kekeringan yang sangat parah dan berdasarkan prediksi stringent ada 32 kecamatan yang terkena bencana kekeringan, dengan dengan nilai *accuracy* 0,7507463, *logloss* 0,6232992 dan *Mean Square Error* (MSE) sebesar 0,1795135, dimana semakin kecil nilai mse dan semakin besar nilai akurasi semakin tepat pula prediksi yang dilakukan.

## VI. Daftar Pustaka

- [1] D. Geofisika, D. A. N. Meteorologi, F. Matematika, D. A. N. Ilmu, and P. Alam, "Analisis temporal vegetation health index (vhi) untuk kekeringan lahan persawahan (studi kasus kabupaten indramayu, jawa barat) linda yuliyanti," 2014.
- [2] E. Surmaini, "Pemantauan dan peringatan dini kekeringan pertanian di Indonesia," *J. Sumberd. lahan*, vol. 10, no. 1, pp. 37–50, 2016.
- [3] D. B. P. dan K. BNPB, "Kajian risiko bencana jawa tengah 2016 - 2020," 2016.
- [4] H. Z. M. Shafri, "Machine Learning in Hyperspectral and Multispectral Remote Sensing Data Analysis," pp. 3–9, 2017.
- [5] J. Rhee, J. Im, and S. Park, "Drought forecasting based on machine learning of remote sensing and long-range forecast data," *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci. - ISPRS Arch.*, vol. 41, no. July, pp. 157–158, 2016.
- [6] M. Kanevski, A. Pozdnoukhov, and V. Timonin, "Machine learning algorithms for geo spatial data. Applications and software tools," *Proc. iEMSs 4th Bienn. Meet. - Int. Congr. Environ. Model. Softw. Integr. Sci. Inf. Technol. Environ. Assess. Decis. Making, iEMSs 2008*, vol. 1, pp. 320–327, 2008.
- [7] A. E. Maxwell, T. A. Warner, and F. Fang, "Implementation of machine-learning classification in remote sensing: An applied review," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 39, no. 9, pp. 2784–2817, 2018.
- [8] H. Park, K. Kim, and D. K. Lee, "Prediction of severe drought area based on random forest: Using satellite image and topography data," *Water (Switzerland)*, vol. 11, no. 4, pp. 1–15, 2019.
- [9] K. Sriram and K. Suresh, "Machine Learning Perspective for Predicting Agricultural Droughts Using Naive Bayes Algorithm," vol. 24, pp. 178–184, 2016.
- [10] A. Belayneh and J. Adamowski, "Drought forecasting using new machine learning methods / Prognozowanie suszy z wykorzystaniem automatycznych samouczących się metod," *J. Water L. Dev.*, vol. 18, no. 9, pp. 3–12, 2013.
- [11] E. . Andana, "Pengembangan Data Citra Satelit Landsat-8 Untuk Pemetaan Area Tanaman Hortikultura Dengan Berbagai Metode Algoritma Indeks Vegetasi (Studi Kasus: Kabupaten Malang Dan Sekitarnya)," *Nas. Manaj. Teknol.*, vol. 9, no. Sistem Informasi Geografis, pp. 1–10, 2015.
- [12] J. Xue and B. Su, "Significant Remote Sensing Vegetation Indices: A Review of Developments and Applications," *J. Sensors*, vol. 2017, pp. 1–17, 2017.
- [13] H. dan R. H. J. Hendry Frananda, "Komparasi Indeks Vegetasi untuk Estimasi Stok Karbon Hutan Mangrove Kawasan Segoro Anak Pada Kawasan Taman Nasional Alas Purwo Banyuwangi , Jawa Timur ( Comparison of Vegetation Indices for Mangrove Carbon Stock Estimation)," *Maj. Ilm. Globe*, vol. 17, no. 2, pp. 113–123, 2015.
- [14] A. Klisch and C. Atzberger, "Operational drought monitoring in Kenya using MODIS NDVI time series," *Remote Sens.*, vol. 8, no. 4, 2016.
- [15] N. Yan, B. Wu, V. K. Boken, S. Chang, and L. Yang, "A drought monitoring operational system for China using satellite data: design and evaluation," *Geomatics, Nat. Hazards Risk*, vol. 7, no. 1, pp. 264–277, 2016.
- [16] R. I. Sholihah *et al.*, "Identification of Agricultural Drought Extent Based on Vegetation Health Indices of Landsat Data: Case of Subang and Karawang, Indonesia," *Procedia Environ. Sci.*, vol. 33, pp. 14–20, 2016.
- [17] B. Gupta, A. Rawat, A. Jain, A. Arora, and

- N. Dhami, "Analysis of Various Decision Tree Algorithms for Classification in Data Mining," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 163, no. 8, pp. 15–19, 2017.
- [18] J. Lever, M. Krzywinski, and N. Altman, "Principal component analysis," *Nat. Methods*, vol. 14, p. 641, Jun. 2017.
- [19] Y. Riko, A. I. Meha, and S. Y. J. Prasetyo, "Perubahan Konversi Lahan Menggunakan NDVI, EVI, SAVI dan PCA pada Citra Landsat 8 (Studi Kasus : Kota Salatiga)," vol. 8, 2018.
- [20] *et al.*, "Application of Principal Component Analysis (PCA) to Medical Data," *Indian J. Sci. Technol.*, vol. 10, no. 20, pp. 1–9, 2017.
- [21] N. Horning, "Random Forests: An algorithm for image classification and generation of continuous fields data sets," *Int. Conf. Geoinformatics Spat. Infrastruct. Dev. Earth Allied Sci.* 2010, pp. 1–6, 2010.
- [22] V. Vani and V. R. Mandla, "Comparative study of NDVI and SAVI vegetation indices in Anantapur district semi-arid areas," *Int. J. Civ. Eng. Technol.*, vol. 8, no. 4, 2017.
- [23] L. F. Amalo, R. Hidayat, and S. Sulma, "Analysis of Agricultural Drought in East Java Using Vegetation Health Index," *AGRIVITA J. Agric. Sci.*, vol. 40, no. 1, pp. 63–73, 2018.
- [24] D. Dutta, A. Kundu, N. R. Patel, S. K. Saha, and A. R. Siddiqui, "Assessment of agricultural drought in Rajasthan (India) using remote sensing derived Vegetation Condition Index (VCI) and Standardized Precipitation Index (SPI)," *Egypt. J. Remote Sens. Sp. Sci.*, vol. 18, no. 1, pp. 53–63, 2015.